

ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DE LOJAS DE VAREJO DE VESTUÁRIO COM BASE NA MODELAGEM DEA ESTOCÁSTICA

Rodrigo Otávio de Araújo Ribeiro

Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156 – Niterói-RJ
rodrigo_oar@yahoo.com.br

Lidia Angulo Meza

Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156 – Niterói-RJ
lidia_a_meza@yahoo.com

Annibal Parracho Sant'Anna

Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156 – Niterói-RJ
tppaps@vm.uff.br

Valter de Senna

SENAI-CIMATEC
Avenida Orlando Gomes 1845 – Salvador-BA
valter.senna@gmail.com

RESUMO

O objeto deste trabalho é a avaliação da eficiência operacional de lojas pertencentes a uma rede varejista de vestuário. Para isto é empregado um enfoque da análise envoltória de dados (DEA) que considera a variabilidade inerente as variáveis de *input* e *output*. Desta maneira, é possível oferecer à análise maior robustez. Comparações alternativas empregando a composição probabilística são também apresentadas. Os resultados obtidos demonstram a consistência das duas abordagens.

PALAVRAS CHAVE. DEA Estocástico. Varejo. Eficiência.

ABSTRACT

The object of this study is the evaluation of the operational efficiency of stores belonging to a fashion retail chain. This is done by employing an approach to data envelopment analysis (DEA) that considers random factors affecting the behavior of input and output variables. In this way, a better analytic robustness can be achieved. Alternative comparisons are done employing a probabilistic composition analysis. The results obtained show the consistency of the two approaches.

KEYWORDS. Stochastic DEA. Retail. Efficiency.

1. Introdução

A evolução da competitividade no mercado varejista nacional vem estimulando a busca por métricas de auxílio à tomada de decisões gerenciais. Os modelos de análise envoltória de dados (DEA) se adaptam bem a este mercado, por fornecerem medidas de eficiência que possibilitam a comparação direta entre lojas com diferentes características. Contudo, esta técnica tem a limitação de não considerar o caráter estocástico próprio de muitas das variáveis a serem analisadas. Neste trabalho, variáveis de input e output serão tratadas como sujeitas a perturbações aleatórias.

O procedimento aqui realizado é similar ao utilizado por Kao e Liu (2009), para avaliação de bancos comerciais. Esse artigo sinalizou a possibilidade de interpretação da densidade de probabilidade das eficiências para as DMUs avaliadas como resultado da modelagem estatística das variáveis de input e output. Esta metodologia difere de outras abordagens estocásticas para DEA, que utilizam procedimentos de *bootstrap* para o cálculo das eficiências: Ferrier e Hirschberg (1999), Simar e Wilson (2000).

A distribuição sugerida por Kao e Liu (2009) para as variáveis de *input* e *output* foi a Beta, trabalhando com uma amostra de cinco informações anuais para cada variável utilizada. No presente trabalho, que se baseia em dados mensais, foram adotadas as distribuições Gaussiana (Normal) e Triangular.

Figueiredo e Soares de Melo (2004) utilizaram o modelo CCR para avaliação de lojas do varejo supermercadista, tendo obtido resultados bastante satisfatórios no uso do modelo DEA. A utilização do método da fronteira invertida (Lins e Angulo-Meza, 2000), por estes pesquisadores, acarretou em uma análise mais completa dos resultados. Por isso, realizamos aqui uma comparação da metodologia proposta por Kao e Liu (2009) com a abordagem direta e com a combinação com a fronteira invertida.

Outra abordagem de avaliação que leva em conta o caráter aleatório das medidas é a composição probabilística de critérios (Sant'Anna, 2002). Ela pode ser empregada no contexto da avaliação de unidades produtivas. Isto é também demonstrado aqui.

A Seção seguinte apresenta o modelo de Análise Envoltória de dados que será empregado. A Seção 3 descreve a situação concreta a ser tratada. A Seção 4 apresenta as variáveis empregadas para a análise. A Seção 5 apresenta os resultados a análise envoltória de dados e a Seção 6 os resultados da composição probabilística.

2. Análise Envoltória de Dados

A análise envoltória de dados surgiu no final da década de 70, com o trabalho de Charnes et al. (1978). A idéia básica consiste na comparação de unidades produtivas, denominadas Decision Making Units (DMUs), através da avaliação conjunta de seus inputs e outputs. A metodologia de comparação se desenvolveu inicialmente em termos não-estocásticos, sem considerar que os indicadores utilizados possam estar sujeitos a perturbações aleatórias. Isto constitui uma limitação em muitas situações.

A primeira etapa para a modelagem DEA consiste na definição das unidades que deverão ser comparadas. Após esta seleção, deverão ser colhidas as informações quantitativas referentes a estas unidades. Estas informações se referem a dois tipos de variáveis: *inputs* e *outputs*. As variáveis de entrada são chamadas de *inputs*, no contexto

produtivo correspondem aos insumos. Seguindo a mesma lógica, as variáveis de saída são denominadas *outputs* e correspondem à produção gerada.

Existem dois modelos clássicos em DEA. O primeiro assume retornos constantes em escala (CRS), chamado CCR em referência a Charnes, Cooper e Rhodes (1978). O segundo, em que os retornos são considerados variáveis (VRS), proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984) é denominado BCC. Cabe ao pesquisador definir se o efeito de escala deve, ou não, ser levado em consideração nas avaliações. No caso presente, por compararmos lojas com características semelhantes, o modelo de retornos constantes é mais coerente.

Os modelos DEA podem ser orientados à maximização dos *outputs* ou à minimização dos *inputs*. Segundo Perrigot e Barros (2008), em mercados competitivos os modelos DEA para avaliação de empresas varejistas deverão ser orientados a *output*, uma vez que cada loja (DMU) detém poder de controle em relação aos seus *inputs*, enquanto os *outputs* são regulados pela demanda de mercado. A orientação a *output* também foi aplicada por Figueiredo e Soares de Mello (2004). De qualquer modo, sob a hipótese de retornos constantes de escala, a orientação apenas ajuda a interpretar os resultados, não afetando a classificação das DMUs.

3. Mercado Varejista de Vestuário

O mercado varejista de vestuário vem apresentando forte crescimento nos últimos anos, tendo sido favorecido pelo bom desempenho da economia brasileira, sendo extremamente fragmentado em nosso país, composto por uma infinidade de pequenas lojas e fábricas, que mesmo perdendo em escala para as grandes empresas do setor, acabam sobrevivendo devido a rápida adequação às diferentes tendências do mercado consumidor. O aumento do consumo das classes sociais de menor renda é mais um fator que alavanca o setor. Neste cenário competitivo, a utilização de ferramentas analíticas de ponta pode se tornar um grande diferencial para o aumento de rentabilidade. Sendo assim, o estudo de lojas com desempenho operacional superior ganha destaque.

Nas grandes capitais, os *shoppings centers* são considerados um dos principais destinos de compras de uma grande parcela da população. Devido à vasta concorrência, fatores como conforto e atendimento tendem a ser um grande diferencial na atratividade de clientes. A localização geográfica da loja também merece destaque. No caso de lojas de rua, pontos de venda com grande fluxo de pessoas são geralmente preferidos pelos empresários do setor, assim como bairros de maior poder aquisitivo.

Treinamento e disponibilidade de vendedores podem exercer influência preponderante na escolha do consumidor em um mercado competitivo. Desta maneira, a identificação das lojas mais eficientes (*benchmarks*) pode ser de grande importância para elaboração de uma estratégia de treinamento vitoriosa para a rede varejista como um todo, repassando o conhecimento das melhores para as demais.

Por se tratar de um negócio onde a recompra dos consumidores pode ser tratada como um evento raro, na maioria dos casos, cada vez mais, as empresas tendem a investir em programas de marketing de relacionamento que visam ao estreitamento do seu elo de ligação com seus clientes.

4. Modelagem do Problema

O uso de simulação juntamente com a modelagem DEA tem sido objeto do estudo recente de pesquisadores como Kao e Liu (2009), Ferrier e Hirschberg (1999), Simar e Wilson (2000). A utilização desta combinação foi constatada como extremamente positiva, aumentando de forma significativa a robustez das conclusões extraídas da análise. Contudo, cada uma dessas metodologias tem diferentes fundamentos. Nos procedimentos que adotam *bootstrap*, não são necessárias suposições quanto à forma das distribuições de probabilidade para as variáveis de *input* e *output*, os resultados finais obtidos através de sequências de replicações de amostras aleatórias com reposição dentre as DMUs avaliadas. Desta maneira, embora o caráter estocástico das variáveis de *input* e *output* seja reconhecido, a modelagem estatística dessas variáveis não é explorada.

Neste trabalho, foi adotado um procedimento de cálculo semelhante ao de Kao e Liu (2009), que avaliou a eficiência operacional de um conjunto de bancos comerciais de Taiwan. O procedimento para este tipo de modelagem consiste na simulação de valores aleatórios para cada variável estocástica considerada, de acordo com uma distribuição probabilística definida a priori para cada uma. Após geração destes valores, o cálculo da eficiência é realizado com base em um modelo DEA, o resultado é armazenado e o procedimento volta a ser realizado um grande número de vezes. Kao e Liu (2009) sugerem a realização de 2000 replicações. Contudo, neste trabalho já foram obtidos resultados satisfatórios com 1000 replicações.

Considerando os objetivos da empresa analisada, foram consideradas as seguintes variáveis de *input* e *output*:

Inputs: Área da loja (m²) e Vendedores

Outputs: Receita Mensal (R\$) e Venda Mensal (Quantidade de transações)

As variáveis de Receita, Venda e Vendedores foram tratadas como estocásticas, enquanto a área da loja, devido a não estar sujeita a variações, foi considerada determinística.

As distribuições probabilísticas utilizadas foram a Normal e a Triangular. A distribuição normal é a distribuição clássica para a modelagem de perturbações aleatórias. A distribuição triangular foi também considerada por permitir modelar as distribuições como assimétricas, o que a leva a ser a mais empregada na construção das funções de pertinência dos conjuntos nebulosos (Zadeh, 1965), empregados na DEA por Kao e Liu (2000).

Os parâmetros das distribuições foram estimados para cada variável estocástica, em cada DMU, com base nas informações de 12 meses. No caso da distribuição Triangular, os parâmetros foram estimados pelos valores mínimo, máximo e mais provável observados. Já para a distribuição Normal, os parâmetros foram obtidos pelo cálculo da média aritmética e desvio-padrão.

A variável de área da loja considera apenas o espaço destinado à circulação dos clientes, existindo uma certa flexibilidade para a alteração deste valor, que pode diminuir com a redução das áreas de vitrine/estoque, ou aumentar. Foi-lhe atribuído caráter determinístico por não terem ocorrido tais variações nas lojas durante o período analisado.

Quanto as variáveis de *output*, a quantidade de transações de compra foi considerada, mesmo tendo correlação forte com a variável de receita (0,93), visando a captar o efeito da frequência de compras dos clientes, já que o valor financeiro sozinho não é capaz de representar de forma completa o fenômeno. O uso de correlação linear para exclusão de variáveis em modelos DEA, a menos que seja constatada a correlação perfeita, conforme estudado, por exemplo, em Lins e Ângulo Meza (2000), é ponto questionável, pois, caso uma variável correlacionada seja excluída, nada garante que os mesmos resultados sejam obtidos em todas DMUs avaliadas.

5. Análise de Dados

Foram avaliados dois cenários distintos, combinando o modelo DEA CCR com a utilização das distribuições normal e triangular para a simulação de valores, além dos obtidos pelo modelo CCR tradicional e pelo método de avaliação composta, combinando a proximidade da fronteira de eficiência com o afastamento da fronteira invertida (Lins e Angulo-Meza, 2000), totalizando quatro diferentes estimativas para a eficiência de cada loja. As eficiências médias calculadas pelas simulações, com base nos modelos estocásticos propostos, assim como os valores obtidos pelas demais abordagens, podem ser verificados na Tabela 1.

Tabela 1: Resultados Gerais

LOJA	Modelo DEA - CCR (Original)	Modelo DEA - CCR (Composta)	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Normal)	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Triangular)
1	0,99	0,99	0,96	0,91
2	0,65	0,61	0,51	0,57
3	1,00	1,00	1,00	0,99
4	0,61	0,47	0,57	0,60
5	0,50	0,33	0,50	0,52
6	0,61	0,39	0,60	0,61
7	0,58	0,52	0,53	0,56
8	0,54	0,34	0,49	0,48
9	0,85	0,60	0,43	0,73
10	0,74	0,65	0,62	0,65
11	0,68	0,55	0,54	0,54
12	0,68	0,66	0,57	0,63
13	0,61	0,44	0,64	0,52
14	0,67	0,56	0,70	0,55
15	0,44	0,28	0,37	0,42
16	0,90	0,90	0,82	0,80
17	0,90	0,91	0,87	0,79
18	0,85	0,85	0,83	0,82
19	0,59	0,48	0,56	0,61
20	0,84	0,84	0,95	0,72
21	0,91	0,89	0,79	0,81
22	0,60	0,55	0,67	0,56
23	0,79	0,72	0,68	0,72

Pode-se verificar que a loja 3 apresentou eficiência igual a 1 em todas as abordagens, exceto na utilização do modelo CCR com premissa de distribuição triangular, cuja eficiência esperada foi de 0,99, sendo a loja que menos obteve variações entre as abordagens avaliadas. Vale lembrar que no modelo DEA estocástico, não é obrigatório que exista, como na abordagem determinística, ao menos uma DMU de eficiência esperada igual a 1 (Kao e Liu, 2009). A loja 18 também não teve grandes variações entre os escores de eficiência encontrados nos diferentes cenários. Já a loja 9 apresentou grande variabilidade entre as diferentes abordagens utilizadas, sua eficiência obtida pelo modelo CCR original foi de 0,85, bastante divergente do valor esperado calculado pela abordagem que considera distribuição Normal de *inputs* e *outputs* (0,43).

Na Tabela 2 são apresentadas as correlações entre os resultados da Tabela 1. O modelo clássico CCR possui maiores correlações com os valores esperados de eficiência gerados pela abordagem que utiliza a distribuição triangular (0,95) e com o método da fronteira invertida (0,96). Já o modelo estocástico com hipótese de normalidade apresenta as menores correlações. Ainda assim, os valores obtidos mostram forte correlação positiva entre todos os resultados.

Tabela 2: Matriz de Correlação

Correlação de Pearson	Modelo DEA - CCR (Original)	Modelo DEA - CCR (Composta)	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Normal)	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Triangular)
Modelo DEA - CCR (Original)	1,00			
Modelo DEA - CCR (Composta)	0,96	1,00		
Modelo DEA - CCR (Estocástico: Normal)	0,81	0,87	1,00	
Modelo DEA - CCR (Estocástico: Triangular)	0,95	0,93	0,83	1,00

Na Tabela 3, é possível verificar que, em relação à ordenação, a loja 3 obteve a primeira posição em todas as abordagens, seguida pela loja 1. Já a terceira colocação oscilou bastante, sendo obtida pela loja 21, no modelo CCR original, pela loja 17, no método da fronteira invertida, pela loja 20, no modelo estocástico como hipótese de normalidade, e finalmente, pela loja 18, modelo estocástico que considera distribuição Triangular.

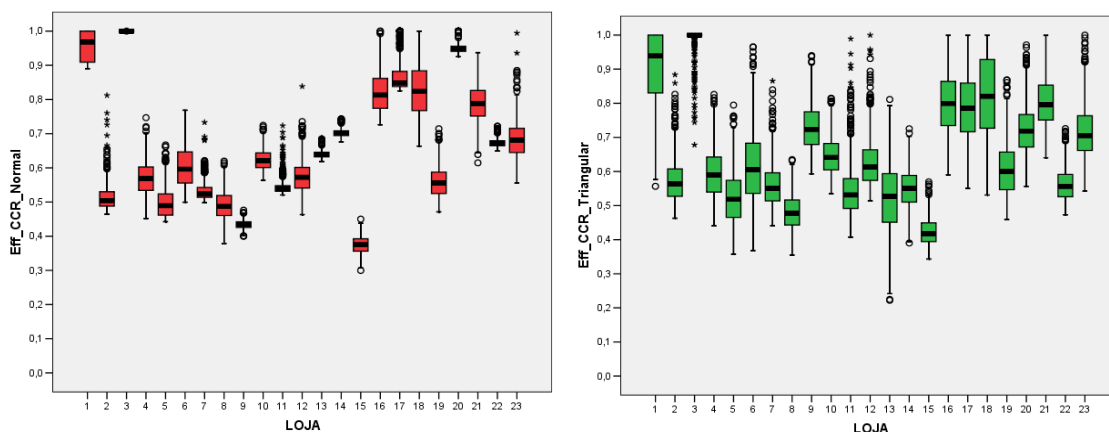
Em relação às distribuições probabilísticas adotadas, vale ressaltar que o principal diferencial entre elas está na simetria. A Normal é uma distribuição simétrica em torno da média, já a Triangular, pode não apresentar esta característica. Como os dados da receita mensal de vendas, assim como os de quantidade de tickets, sofrem efeitos assimétricos ocasionados pelo comportamento sazonal característico do negócio, torna-se mais razoável crer nos resultados obtidos através da modelagem assimétrica. Contudo, em muitos casos, os valores esperados foram extremamente próximos.

Tabela 3: Ordenações

LOJA	Modelo DEA - CCR (Original)	Modelo DEA - CCR (Composta)	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Normal)	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Triangular)
1	2	2	2	2
2	14	11	19	15
3	1	1	1	1
4	15	18	15	14
5	22	22	20	20
6	16	20	13	12
7	20	16	18	17
8	21	21	21	22
9	6	12	22	7
10	10	10	12	10
11	12	14	17	19
12	11	9	14	11
13	17	19	11	21
14	13	13	8	18
15	23	23	23	23
16	5	4	6	5
17	4	3	4	6
18	7	6	5	3
19	19	17	16	13
20	8	7	3	8
21	3	5	7	4
22	18	15	10	16
23	9	8	9	9

Na Figura 1 estão presentes os *box plots* referentes às distribuições de probabilidade das eficiências geradas a partir das simulações. A loja 3 possui baixíssima variabilidade em relação à eficiência, tendo sido considerada eficiente na maior parte das vezes. De maneira geral, é possível verificar que a hipótese de normalidade gera valores de eficiência menos dispersos que os obtidos pela hipótese da distribuição triangular, basta verificarmos o tamanho das caixas dos gráficos de *box plot*.

Figura 1: Gráficos de Box Plots



Pela Tabela 4 são mostrados os *p-valores* obtidos pela aplicação do teste estatístico não-paramétrico de Kolmogorov-Smirnov, que visa à avaliação da hipótese de normalidade das distribuições das eficiências geradas pela metodologia estocástica. Quando a hipótese de *inputs* e *outputs* seguindo normalidade é considerada, em 12 das 23 DMUs, a normalidade da distribuição de eficiência não foi rejeitada a 0,05. Já quando a distribuição é a Triangular, em apenas 6 DMU, a normalidade não foi rejeitada ao mesmo nível de significância. Pode-se concluir que a escolha da distribuição a ser seguida pelas variáveis de *input/output* exerce influência nas distribuições das eficiências geradas pela metodologia estocástica de modelos DEA desenvolvida por Kao e Liu (2009).

Tabela 4: Teste de Normalidade - Kolmogorov-Smirnov

LOJA	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Normal)	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Triangular)
1	0,000	0,000
2	0,000	0,000
3	0,000	0,000
4	0,770	0,019
5	0,000	0,004
6	0,003	0,016
7	0,000	0,001
8	0,137	0,197
9	0,617	0,059
10	0,000	0,042
11	0,000	0,000
12	0,624	0,000
13	0,029	0,131
14	0,352	0,660
15	0,838	0,002
16	0,003	0,128
17	0,000	0,073
18	0,201	0,000
19	0,241	0,003
20	0,061	0,024
21	0,627	0,011
22	0,252	0,008
23	0,394	0,000

P-Valor

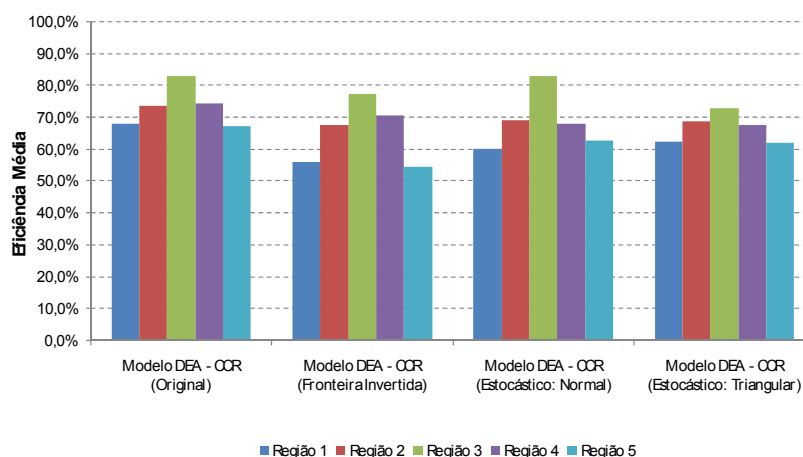
0,05
0,01

Na Tabela 5 são mostrados os valores máximos e mínimos para as eficiências. Constata-se que a maior variabilidade foi gerada pela abordagem que considera distribuição triangular, com uma amplitude média de 0,41. Para a que usa a distribuição Normal, o valor foi de 0,21. Os dois modelos DEA estocásticos avaliados apresentaram 6 lojas que, em ao menos uma replicação, foram consideradas eficientes, cinco delas foram exatamente as mesmas, havendo divergência apenas entre as lojas 20 e 23.

Tabela 5: Valores Mínimos e Máximos

LOJA	Modelo DEA - CCR (Estocástico: Normal)			Modelo DEA - CCR (Estocástico: Triangular)		
	Mínimo	Máximo	Amplitude	Mínimo	Máximo	Amplitude
1	0,89	1,00	0,11	0,56	1,00	0,44
2	0,46	0,81	0,35	0,46	0,88	0,42
3	1,00	1,00	0,00	0,68	1,00	0,32
4	0,45	0,75	0,30	0,44	0,83	0,39
5	0,44	0,67	0,22	0,36	0,79	0,44
6	0,50	0,77	0,27	0,37	0,97	0,60
7	0,50	0,73	0,23	0,44	0,87	0,42
8	0,38	0,62	0,24	0,35	0,63	0,28
9	0,40	0,48	0,08	0,59	0,94	0,35
10	0,56	0,72	0,16	0,53	0,81	0,28
11	0,52	0,72	0,20	0,41	0,99	0,58
12	0,46	0,84	0,38	0,51	1,00	0,49
13	0,62	0,69	0,07	0,22	0,81	0,59
14	0,68	0,74	0,07	0,39	0,73	0,33
15	0,30	0,45	0,15	0,34	0,57	0,23
16	0,73	1,00	0,27	0,59	1,00	0,41
17	0,83	1,00	0,17	0,55	1,00	0,45
18	0,66	1,00	0,34	0,53	1,00	0,47
19	0,47	0,71	0,24	0,46	0,87	0,41
20	0,93	1,00	0,07	0,56	0,97	0,41
21	0,61	0,94	0,32	0,64	1,00	0,36
22	0,65	0,72	0,07	0,47	0,73	0,25
23	0,56	0,99	0,44	0,54	1,00	0,46
Amplitude Média			0,21			0,41

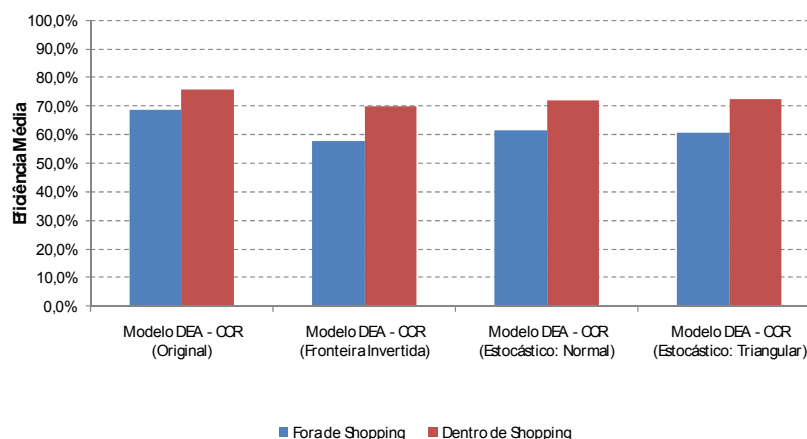
Figura 2: Eficiências por região



Na Figura 2, são comparadas as eficiências das lojas relativamente a sua localização em 5 regiões econômicas em que a cidade foi dividida. Cada coluna desta tabela apresenta a eficiência média das lojas de uma região segundo um modelo. É interessante notar que a mesma região é considerada a melhor em todas as abordagens.

Porém a diferença entre as abordagens foi menor no modelo DEA estocástico que considera a distribuição triangular. Nas demais, as diferenças entre médias regionais são maiores.

Figura 3: Eficiências por Local



Na Figura 3 verifica-se que a localização da loja em *shoppings centers* implica em todas as abordagens em uma melhora na eficiência esperada. Este resultado é consistente com as variáveis aplicadas no modelo, contudo é importante ressaltar que nesta análise não foram considerados custos da operação, tais como valor do aluguel dentre outros custos fixos. Torna-se pertinente a utilização de variáveis de custo em estudos futuros para fins comparativos, pois os custos para manutenção de lojas em *shoppings centers* tendem a ser maiores.

6. Composição Probabilística

Nesta Seção, apresentam-se os resultados da aplicação da composição probabilística de critérios. Esta abordagem, em vez de produzir escores de eficiência relativa a um único benchmark situado na fronteira de excelência, compõe as probabilidades de ser melhor que cada um dos elementos avaliados (Sant'Anna, 2002) ou de uma amostra destes (Sant'Anna e Ribeiro, 2009). A comparação com mais alternativas torna mais robustos os escores resultantes.

Para lidar com a habitual escassez de dados, na composição probabilística, os parâmetros de dispersão são estimados a partir da variação entre os valores observados nas diferentes DMUs. No caso presente, isto nos permite tratar como estocástica também a área da loja.

A formulação da composição probabilística que melhor corresponde ao ponto de vista otimista da DEA consiste em dividir as variáveis em dois grupos, um de inputs e outro de outputs, e classificar pela probabilidade de maximizar algum output e minimizar algum input. Esta forma de composição é aqui comparada com a composição pela otimização em relação a todos os critérios.

Um aspecto importante na avaliação da eficiência operacional é a correlação entre inputs e outputs inerente a todo processo de produção. Para lidar com esse aspecto, é aqui considerado, também um modelo normal multivariado, estimando os parâmetros de

dispersão da distribuição conjunta pela matriz de covariância entre os vetores de input e output observados.

Os postos resultantes da aplicação da composição probabilística são apresentados na Tabela 3. Nesta tabela, as duas primeiras colunas de postos correspondem às probabilidades de maximizar algum dos outputs e minimizar algum dos inputs, assumindo respectivamente distribuição normal e distribuição triangular. As duas colunas seguintes correspondem às probabilidades de minimizar todos os inputs e maximizar todos os outputs. Essas quatro classificações são geradas sob hipótese de independência. Finalmente a última coluna mostra os postos correspondentes às probabilidades de maximizar todos os outputs e minimizar todos os inputs, assumindo distribuição normal multivariada com a matriz de covariância estimada a partir dos dados observados.

O exame da Tabela 6 revela a significativa concordância entre os resultados das aplicações dos diferentes modelos da composição probabilística. Assim como os modelos DEA, os modelos ajustados nesta Seção apontam para a Loja 3 como a de melhor desempenho. A Loja 1 também aparece com bom desempenho, no segundo ou no terceiro posto quando se emprega a distribuição normal e no sexto e no sétimo postos quando se emprega a distribuição triangular. Nas posições mais intermediárias, a maior proximidade entre os desempenhos resulta em maior variabilidade dos postos, mas, ainda assim, a correlação entre os vetores de postos das 3 composições com distribuição normal é superior a 90% enquanto a correlação entre os dois vetores de postos decorrentes da distribuição triangular é de aproximadamente 98%.

Tabela 6. Resultados da Composição Probabilística

Loja	Normal	Triangular	Normal	Triangular	Normal
	Algum	Algum	Todos	Todos	Correlacionados
1	2	6	3	7	2
2	8	8	10	8	7
3	1	1	1	1	1
4	16	13	16	12	15
5	15	14	17	15	16
6	18	16	14	11	17
7	12	11	13	13	12
8	21	20	21	20	20
9	11	5	8	4	10
10	13	18	12	17	8
11	10	3	11	5	9
12	6	4	6	3	5
13	19	21	18	21	18
14	23	23	23	23	23
15	20	17	22	18	19
16	7	9	7	9	6
17	4	7	2	6	11
18	3	10	5	10	4
19	14	19	15	19	14
20	22	2	19	2	22
21	5	12	4	14	3
22	17	22	20	22	21
23	9	15	9	16	13

7. Conclusão

Neste trabalho foi possível verificar que, com base na abordagem estocástica para modelos DEA e na composição probabilística, o conceito de eficiência de uma loja pode

ser avaliado de acordo com uma função probabilística, e não apenas como um evento determinístico, tornando possível a obtenção de um ganho em relação à robustez da análise. Foram testadas as distribuições normal e triangular.

Em estudos futuros, pode ser interessante testar outras distribuições de probabilidade, já que devido ao pequeno tamanho de amostra disponível para as variáveis de *input* e *output* em cada DMU a utilização de testes estatísticos de aderência estaria comprometida. As amplitudes das distribuições de eficiências geradas pelos modelos DEA estocásticos podem ser fortemente influenciadas pela hipótese da distribuição probabilística definida a priori.

Analisando os postos gerados, a Loja 3 foi a melhor em praticamente todas as abordagens testadas. Entretanto, os dois modelos DEA estocásticos avaliados apresentaram 6 lojas que, em ao menos uma replicação, foram consideradas eficientes. Esta informação pode ser de importante valia na inserção de um conceito mais amplo para identificação de *benchmarks*, como sendo unidades com probabilidade não nula de serem eficientes.

Em relação a região, não foram observadas grandes variações entre as diferentes abordagens em termos de ordenação considerando as médias, tendo a região 3 obtido os melhores resultados. A localização em *Shopping Centers* se mostrou um fator relevante na explicação das eficiências obtidas em todas as metodologias.

Estudos da variabilidade entre os pesos dos *inputs* e *outputs*, assim como análise dos alvos e folgas, são temas que poderão ser analisados em próximos estudos. Assim como a comparação entre os resultados gerados pelas metodologias estocásticas baseadas em *bootstrap* e pelas aplicadas neste trabalho.

Referências

Banker, R. D., Charnes, A. e Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale efficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30, 1078–1092.

Charnes, A., Cooper, W. W. e Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research* 2, 429–444.

Figueiredo, D. S. e Soares de Mello, J. C. C. B (2004). Avaliação de Eficiência de Lojas do Varejo Supermercado. *Relatórios de Pesquisa em Engenharia de Produção da UFF*.

Ferrier G.D. e Hirschberg J.G. (1999). Can We Bootstrap DEA Scores? *Journal of Productivity Analysis*, Volume 11, Number 1, February 1999, pp. 81-92(12).

Lins, M.P.E. e Angulo Meza, L. (2000). Análise Envoltória de Dados e perspectivas de integração no ambiente do Apoio à Decisão. Editora da COOPE/UFRJ, Rio de Janeiro.

Kao, C. e Liu, S. T. (2000). Fuzzy Efficiency Measures in Data Envelopment Analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, 113, 427-437.

Kao, C. e Liu, S. (2009). Stochastic data development analysis in measuring the efficiency of Taiwan commercial banks. *European Journal of Operational Research*, 196, 312–322.

Perrigot, R. e Barros, C. (2008). Technical efficiency of French retailers. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 15, 296–305.

Sant’Anna, A. P. (2002). Data Envelopment Analysis of Randomized Ranks. *Pesquisa Operacional* 22, 203-215.

Sant’Anna, A. P. e Ribeiro, R. O. A. (2009). Statistical modeling and probabilistic composition in the prediction of the customer lifetime value. *Benchmarking*, v. 16, p. 335-350.

Simar, L. e Wilson, P. (2000). A general methodology for bootstrapping in nonparametric frontier models. *Journal of Applied Statistics* 27,779–802.

Zadeh, L. A. (1978) Fuzzy Sets as the Basis for a Theory of Possibility, *Fuzzy Sets and Systems*, 1, 3-28.